

**Я.М. Демчик**, асистент, **ORCID 0000-0001-6936-2366**  
**В.П. Розен**, доктор технічних наук, професор, **ORCID 0000-0002-0440-4251**  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## **ОЦІНКИ ПОХИБКИ ПРОГНОЗНИХ МОДЕЛЕЙ ТА ПРОГНОЗІВ СПОЖИТОЇ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ НА ОБ'ЄКТАХ ЕНЕРГЕТИЧНОГО РИНКУ**

В статті досліджується оцінка моделей прогнозування електричної енергії на промислових об'єктах енергетичного ринку України. В процесі дослідження використано модель експоненціального згладжування першого порядку, модель Хольта, модель Вінтера, модель Бокса-Дженкінса та метод Singular spectrum analysis (SSA). Застосовані методи являються простими для прогнозування електричної енергії та дозволяють дослідити поведінку похибки прогнозування в залежності від способу оцінки прогнозних моделей. Використання сучасних способів збору інформації дозволить приймати правильні рішення в реальному часі. Стаття може суттєво вплинути на правильність вибору як параметрів моделей так і методу прогнозування електричної енергії. Дослідження дозволить з меншою похибкою проводити прогнозування електричної енергії на об'єктах енергетичного ринку України, знаючи статистику похибок методів прогнозування.

**Ключові слова:** експоненціальне згладжування, модель Бокса-Дженкінса, електроспоживання, промисловий об'єкт енергоринок, SSA, прогнозування, середньоквадратична похибка, коефіцієнт Тейла.

**Вступ.** Вплив на величину спожитої електроенергії має структура конкретного підприємства, особливості його роботи та одним із важливих методів є вибір методу прогнозування та знання статистики похибок прогнозних моделей. Для визначення похибки прогнозних величин електричної енергії потрібно правильно вибирати метод прогнозування та коефіцієнти, які впливають на подальшу похибку прогнозування електричного споживання. Управління споживанням електричної енергії промислових підприємств, компаній постачальників, компаній розподілу та виробника електричної енергії є важливим з точки зору правильності її замовлення та виробництва, що в свою чергу впливає на її вартість на оптовому ринку електричної енергії України [1, 2]. Для виробництва електроенергії суттєвим є вирішення задач оптимізації поставки, прогнозування і резервування електроенергії, проведення профілактичних робіт і забезпечення безпеки функціонування електроенергетичної системи (ЕЕС). Споживачу знання статистики похибок прогнозних моделей дозволить правильно вибрати модель прогнозування. Цей спосіб в свою чергу дозволить знизити величину ціни на електроенергію та дасть можливість повністю позбутися оплати штрафів у разі перевищення лімітів [1]. У зв'язку з цим за тривалий час в енергетичній сфері було створено велику кількість методів прогнозування електроспоживання [3-5], але не проводилась статистика похибок прогнозних моделей за допомогою простих прямих та непрямих вимірювань. Більшість методів прогнозування можна використовувати для короткострокового та середньострокового періоду прогнозування (дні, тижні та місяці). Таким чином розглядаються проблеми: по-перше, чи можливо за допомогою відомих методів описати статистичний ряд і прогнозувати його з заданою похибкою; по-друге, якщо використовувані методи прогнозування дають невелику похибку, можливо встановити вплив параметрів моделей на похибку прогнозування; по-третє, показати на прикладі практичні результати дослідження [6]. В якості методів дослідження було вибрано модифікації методу експоненціального згладжування, методу Бокса-Дженкінса та SSA, а в якості методів оцінки були вибрані середня квадратична похибка MSE, корінь із середньоквадратичної похибки RMSE, середня абсолютна похибка MAE, корінь із середньоквадратичної похибки у відсотках RMSPE, середня абсолютна похибка у відсотках MAPE та універсальний коефіцієнт Тейла.

Отже, суб'єкт оптового ринку, знаючи статистику похибок прогнозних моделей електроспоживання, буде вибирати прогнозну модель з найменшою похибкою. В свою чергу зменшення похибок фактичного споживання від заявлених значень електроспоживання призведе до зменшення закупівлі електроенергії з балансуєного ринку. Таким чином, висока точність прогнозу дозволить знизити фінансові втрати суб'єкта оптового ринку [2].

Похибка прогнозних оцінок визначає адекватність використовуваних математичних моделей процесу коливання споживання електроенергії. В цілому процес споживання електроенергії являє собою нестационарний випадковий процес, має визначення циклічності [4, 6].

**Мета та завдання.** Метою проведених досліджень є визначення оптимальних умов, за яких вибір методу прогнозування та коефіцієнтів будуть відповідати найменшим похибкам при прогнозуванні в реальному часі. Оцінка прогнозних моделей електроспоживання за рахунок визначення похибок та універсального коефіцієнту. Формування статистичних даних похибок прогнозних моделей за рахунок дослідження закономірності при виборі методу прогнозування та їх параметрів.

**Матеріали і результати досліджень** Питанням прогнозування електроспоживання об'єктів енергоринку займалися такі провідні українські вчені, як П.О. Черненко, А.В. Праховник, В.П. Розен, М.М. Кулик. Серед іноземних дослідників теоретичними та практичними питаннями енергетичного прогнозування можна назвати Й. Дікмана, Й. Хорна, Н.В. Кондрашова, Я.В. Васильєва. Дослідження названих вище вчених дали результати для подальшої роботи над удосконаленням методів прогнозування. Оцінка енерговитрат під час заявки електроенергії повинна визначатись за адекватними математичними моделями об'єктів дослідження, які враховують внутрішні матеріальні та інформаційні потоки. Це дозволяє здійснити аналізування моделей і на основі отриманої інформації виконувати оптимальне короткострокове управління та прогнозування. В статті [7] розглянуто методи експоненціального згладжування та його модифікації і зроблено висновок, яким чином поводить себе прогноз в залежності від методу прогнозування та коефіцієнту згладжування. В статті [6] також проведений порівняльний аналіз методів Бокса-Дженкінса та експоненціального згладжування. В статті запропоновано застосування методу SSA для прогнозування споживання електроенергії. Таким чином, аналіз публікацій [7, 9-11, 12, 13, 14] дозволяє зробити висновок, що в теперішній час відбувається відхід від використання статистичних методів прогнозування нестационарних часових рядів за допомогою методів декомпозиції. Перевагою методу SSA є відсутність вимоги апріорного задавання моделі ряду, а також можливість виділення гармонічних складових зі змінними амплітудами та частотами, що вигідно відрізняє його від методів, в основі якого лежить метод Фур'є.

#### **Виклад основного матеріалу досліджень.**

*Експоненціальне згладжування.*

Метод є простим варіантом самонавчальної моделі. Обчислення виконуються ітеративно.

Експоненціальне згладжування ряду здійснюється за рекурентною формулою[7]:

$$S_t = \alpha x_{t-1} + (1 - \alpha)S_{t-1} \quad (1)$$

де,  $0 < \alpha < 1$  параметр згладжування.

Експоненціальну середню  $S_t$  можна виразити через значення часового ряду.

$$S_t = \alpha \sum_{i=0}^{t-1} (1 - \alpha)^i x_{t-i} + (1 - \alpha)^t S_0, \quad (2)$$

Якщо горизонт прогнозування  $d$  дуже великий то для вирішення задачі прогнозування вибираємо модель Брауна [11]:

$$\hat{y}_{t+d} = \alpha x_t + (1 - \alpha)\hat{y}_{t-1}, \quad (3)$$

Модель Хольта або експоненціального згладжування з лінійним трендом – родоначальник методів адаптивного прогнозування [7]:

$$y'_{t+d} = a_t + db_{t-1}, \quad (4)$$

де,  $a_t$  – прогноз, очищений від тренда;  $b_t$  – параметр лінійного тренда.

$$a_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(a_{t-1} - b_{t-1}), \quad (5)$$

$$b_t = \beta(a_t - a_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (6)$$

Модель Хольта-Вінтера або метод Вінтера, [7]:

Розрахунок експоненціально згладженого ряду:

$$L_t = \alpha Y_t / S_{t-s} + (1 + \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (7)$$

Визначення значення тренду:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 + \beta)T_{t-1}, \quad (8)$$

Оцінка сезонності:

$$S_t = yY_t / L_t + (1 - \gamma)S_{t-s}, \quad (9)$$

Проводиться прогноз:

$$Y_{t-p} = (L_{t+p} T_t) S_{t+s+p}, \quad (10)$$

де,  $L_t$  - згладжувана величина на момент розрахунку;  $\alpha$  - коефіцієнт згладжування ряду;  $S_{t-s}$  - коефіцієнт сезонності попереднього ряду;  $Y_t$  - значення періода;  $L_{t-1}$  - згладжування величина за попередній період;  $T_{t-1}$  - значення тренда за попередній період;  $T_t$  - значення тренда на момент розрахунку;  $\beta$  - коефіцієнт згладжування тренда;  $S_t$  - коефіцієнт сезонності на момент розрахунку;  $\gamma$  - коефіцієнт згладжування сезонності;  $Y_{t-p}$  - прогноз по моделі Хольта-Вінтерса на  $p$  періодів вперед;  $p$  - порядковий номер на який робимо прогноз;  $S_{t-s+p}$  - коефіцієнт сезонності за цей же період в останньому сезоні.

Таким чином, з одної сторони, потрібно збільшувати статистичний ряд та більш правильно вибирати коефіцієнти згладжування. Таким чином, пошук компромісних значень  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  складає задачу оптимізації моделі. Однією з важливих складових є вибір коефіцієнта який впливає на похибку прогнозування і в подальшому на точність прогнозу.

*Метод Бокса-Дженкінса.*

ARIMA або модель Бокса-Дженкінса – інтегрована модель авторегресії – змінного середнього модель і методологія аналізу часового ряду є розширенням моделей ARMA для нестационарних часових рядів, які можна зробити стаціонарними взяттям різниці деякого порядку від вихідного часового ряду. Модель ARIMA ( $p, d, q$ ) означає, що різниці часового ряду порядку  $d$  підкоряється модель ARIMA ( $p, q$ ) [10].

Модель ARIMA ( $p, d, q$ ) для нестационарного часового ряду  $X_t$  має вигляд:

$$\Delta^d X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} \varepsilon_t, \quad (11)$$

де  $\varepsilon_t$  – стаціонарний часовий ряд;

$c, a_i, b_j$  – параметри моделі,

$\Delta^d$  – оператор різниці часового ряду порядку  $d$ .

Також дана модель інтерпретується як ARIMA ( $p+d, q$ ) модель з  $d$  одиничними корнями. При  $d=0$  маємо звичайні ARIMA-моделі.

Підхід ARIMA до часових рядів полягає в тому, що в першу чергу оцінюється стаціонарність ряду. Далі за необхідності ряд перетворюється взяттям різниці відповідного порядку і вже для перетвореної моделі будується деяка ARMA-модель, оскільки передбачається, що отриманий процес є стаціонарним, на відміну від вихідного нестационарного процесу.

Метод SSA базується на динамічній модифікації методу головних компонент, який не потребує стаціонарності часового ряду.

Побудуємо математичну модель часового ряду електроспоживання промислових об'єктів енергоринку. Для цього в якості об'єктів досліджень вибрано спостереження часових рядів електроспоживання  $W(t), t \in [1, N]$ , де  $N$  - рівновартісні значення функцій  $f(t)$  (табл. 1):

$$x_t = f((i-1)\Delta t), \quad (12)$$

де  $i = 1, 2, \dots, N$  - кількість спостережень,  $t$  - час,  $\Delta$  - деякий часовий інтервал,  $N$  - довжина часового ряду  $N = 1, n$ ,  $L$  - довжина вікна  $L = 1, n$ .

Алгоритм методу SSA складається з чотирьох етапів:

Крок 1. *Вложення*. Дана процедура переводить часовий ряд в послідовність багатомірних векторів.

Процедура вложення утворює  $K = N - L + 1$  векторів вложення, які мають розмірність  $L$ :

$$X_i = (f_{i-1}, \dots, f_{i+L-2})^T, 1 \leq i \leq K, \quad (13)$$

В результаті обчислення даного кроку отримаємо  $L$  – траєкторну матрицю вихідного ряду електричного споживання  $F$ .

Крок 2. *Сингулярне розкладання*. Матриця  $X$  може бути записано наступним чином:

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_d, \quad (14)$$

де  $X_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$ ;  $U_1 \dots U_L$  – ортонормальна система власних векторів матриці;  $S(S = X \cdot X^T)$ ;  $\lambda_1 \dots \lambda_L$  – власні числа матриці  $S$ ;  $d = \max\{i, \lambda_i > 0\}$ .

В стандартній термінології  $\sqrt{\lambda_i}$  називаються сингулярними числами,  $U_i$  і  $V_i$  – лівими та правими сингулярними векторами матриці  $X$  відповідно. Кожна з матриць  $X_i$  має ранг 1. Тому їх можна називати елементарними матрицями. Набір  $\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i$  ми будемо називати власною трійкою сингулярних розкладань.

Крок 3. *Відбір головних компонент*. Розкладання може бути записано в наступному згрупованому вигляді:

$$X = X_{I_1} + X_{I_2} + \dots + X_{I_m}, \quad (15)$$

де  $m$  підмножини множин  $I_1 \dots I_m$ .

Результатом цього кроку являються слідууючою згрупована множина:

$$\begin{aligned} I_1 &= X_1 + X_2 + X_3 + X_5 \\ I_2 &= X_4 + X_6 + X_8 \\ I_3 &= X_7 + X_9 + X_{10} \end{aligned}, \quad (16)$$

Крок 4. *Діагональне усереднення*. На останньому кроці базового алгоритму кожна матриця згрупованого розкладання формується новий ряд довжини  $N$  за формулою:

$$g_k = \begin{cases} \frac{1}{k+1} \sum_{m=1}^{k+1} y_{m,k-m+2}^*, 0 \leq k < L^* - 1 \\ \frac{1}{L} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+2}^*, L^* - 1 \leq k < K^* \\ \frac{1}{N-k} \sum_{m=k-K+2}^{N-K+1} y_{m,k-m+2}^*, K^* \leq k < N \end{cases} \quad (17)$$

Оцінки точності прогнозової моделі та прогнозів

*Параметричні методи аналізу точності прогнозів*. За результатами прогнозу розраховують такі показники точності прогнозів за  $m$  кроків:

- середня квадратична похибка:

$$MSE = \frac{\sum_{i=n-m+1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{m} \quad (18)$$

-корінь із середньоквадратичної похибки:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=n-m+1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{m}}, \quad (19)$$

-середня абсолютна похибка:

$$MAE = \frac{\sum_{i=n-m+1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2}{m}, \quad (20)$$

-середня абсолютна похибка у відсотках (MAPE):

$$MAPE = \sum_{i=n-m+1}^n \frac{100 |y_i - \hat{y}_i|}{m |y_i|}, \quad (21)$$

Чим менше значення цих величин, тим вища якість прогнозу. На практиці ці характеристики використовують досить часто. Даний підхід дає якісні результати, якщо на періоді прогнозу не виникають принципово нові закономірності.

На підставі останніх двох критеріїв можна дійти висновку стосовно загального рівня похибки моделі шляхом їх порівняння. Цей рівень наведений у табл.1 [5/22].

Таблиця 1 – Похибка прогнозу в залежності від MAPE, RMSPE

MAPE,	Похибка прогнозу
Менше 10%	Висока
10%-20%	Добра
20%-40%	Задовільна
40%-50%	Погана
Більше 50%	Незадовільна

Недоліком обговорених вище характеристик точності прогнозів є їх залежність від обраних одиниць вимірювання. Було б корисним указати безрозмірний показник, аналогічний до коефіцієнта кореляції. Одним з таких показників є коефіцієнт невідповідності Тейла  $U$ , чисельником якого є середньоквадратична похибка прогнозу, а знаменник дорівнює квадратному кореню із середнього квадрата фактичних та оцінних значень:

$$U = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i)^2 / m}}{\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i^2 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \hat{y}_i^2}}, \quad (22)$$

Перевага коефіцієнта Тейла полягає в тому, що його значення завжди перебувають у межах від 0 до 1. Якщо всі прогнози абсолютно точні, то  $U=0$ . Якщо всі прогнози дорівнюють нулю, а жодне з фактичних значень не дорівнює нулю або навпаки,  $U$  дорівнюватиме одиниці. Таким чином, мале значення  $U$  засвідчує, що прогноз є точним, але максимального значення не існує. Значення, яке дорівнює одиниці, відповідає ситуації, коли всі прогнозні значення дорівнюють нулю, що нереально під час прогнозування номінальних величин, але під час розгляду змін такий прогноз відповідає моделі «без змін». Більші за одиницю значення вказують на те, що прогноз гірший, ніж прогноз «без змін» [5/43].

Обговорені характеристики похибок прогнозів є параметричними в тому сенсі, що вони потребують виконання заданих припущень щодо властивостей математичного очікування та дисперсії, чинних за умов нормальності відповідних розподілів. Наприклад, використовуючи  $MSE$ , ми неявно припускаємо, що всі похибки прогнозу мають однакові й постійні математичні сподівання та дисперсії.

**Результати роботи.** В роботі розглянуто 5 методів прогнозування, при яких змінювалися параметри моделей, та виконувався аналіз даних прогнозування.

Метод простого експоненціального згладжування, метод Хольта, метод Вінтера, метод Бокса-Дженкінса та SSA вибрано з 2000 значень прогнозів 10% найкращих результатів прогнозування.

Розрахуємо вищеперераховані характеристики прогнозів, побудованих із використанням методів.

Результати розрахунків за формулами зведемо в таблицю 2 і на їх основі зробимо висновки про адекватність побудованих моделей

Розрахуємо характеристики визначення точності для побудованих прогнозів за формулами.

Таблиця 2 – Споживання електроенергії за період з 01.01.2018 по 31.12.2018 р. та дані прогнозування 01.01.2019 по 31.01.2019 р методами

Модель прогнозування	Коеф. мод.	Фактичне значення електроспоживання	Прогнозне значення електроспоживання	MSE	RSME	MAE	MAPE	U
Експоненціального згладжування	0,6	5740629	5713136,297	2,18882E+11	308740,2019	27492,7032	0,47	0,001
	0,7	5740629	5727758,683	2,28536E+11	261059,2533	12870,3170	0,22	0,001
	0,8	5740629	5737518,009	2,3248E+11	202981,45	3110,99142	0,05	0,0008
	0,9	5740629	5744418,075	2,3296E+11	138677,68	3789,07467	0,06	0,0006
	1,0	5740629	5750054,04	2,3136E+11	71166	9425,04	0,16	0,0004
Хольта	0,4 0,2	5740629	5733884,953	1,8775E+11	479220,28	6744,04688	0,11	0,004
	0,6 0,1	5740629	5745394,86	2,3747E+11	362382,74	4765,86	0,08	0,014
	0,7 0,1	5740629	5759072,071	2,4931E+11	298671,95	18443,0706	0,32	0,009
	0,8 0,1	5740629	5766589,579	2,5206E+11	25960,579	25960,5788	0,45	1
	0,9 0,1	5740629	5770895,592	2,5009E+11	30266,592	30266,5923	0,52	0,00006
	0,8 1,0	5740629	5771661,5	2,1649E+11	31032,5	31032,5001	0,54	0,001
Вінтера	0,7 0,6 0,8	5740629	5741623,453	5,0669E+11	994,45325	994,45325	0,01	0,005
	0,6 0,5 1,0	5740629	5734294,374	1,0267E+12	6334,6264	6334,62645	0,11	0,012
	0,4 0,4 0,7	5740629	5734021,934	7,2922E+11	6607,0659	6607,06593	0,11	0,0005
	0,4 0,5 1,0	5740629	5743075,166	3,7921E+11	2446,1659	2446,16587	0,04	0,010
	0,7 0,7 0,8	5740629	5738326,755	8,083E+11	2302,2446	2302,24455	0,04	0,009
Бокса-Дженкінса	0 24	5740629	5729596,362	6321839542	11032,638	11032,6376	0,19	0,0011
SSA	36 77	5740629	5743639,854	1,0678E+11	3010,8545	3010,85449	0,05	0,016
	161 162	5740629	5739019,583	1,76966E+12	1609,416555	1609,41655	0,02	0,52
	46 127	5740629	5744545,295	5,2357E+10	3916,2953	3916,2953	0,06	0,008
	31 47	5740629	5742198,834	1,6594E+11	1569,8339	1569,83386	0,02	0,017
	31 132	5740629	5729596,362	6321839542	11032,638	11032,6376	0,19	0,0011

В якості ряду фактичних значень споживаної електроенергії  $y_t$ , приймемо значення  $W$ , кВт\*год 2018 р., а в якості ряду прогнозованих значень  $\hat{y}_t$ , відповідно результати прогнозу обох моделей на 01.01.2019 р. по 31.01.2019р. а потім порівняємо отримані показники.

На підставі розрахованих критеріїв, а саме – середньої квадратичної похибки  $MSE$ , кореня із середньоквадратичної похибки  $RMSE$ , середньої абсолютної похибки  $MAE$ , середньої абсолютної похибки у відсотках  $MAPE$  та коефіцієнта Тейла (рис.1) робимо висновок стосовно загального рівня адекватності моделей шляхом їх порівняння (чим менше значення критеріїв, тим краще).

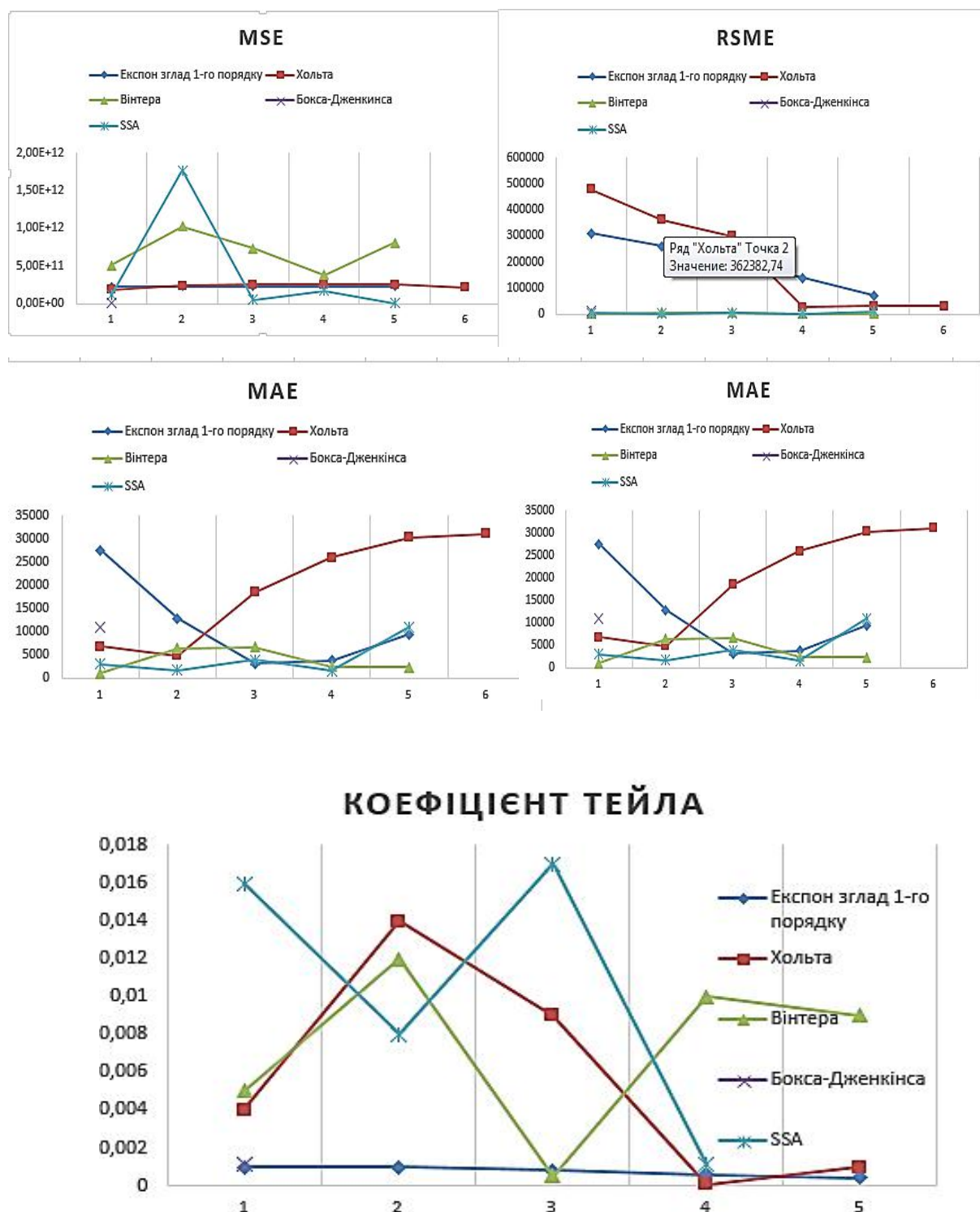


Рисунок 1 – Графіки порівняння залежності похибки прогнозу відповідно до методу прогнозування:  
середня квадратична похибка  $MSE$ , корінь із середньоквадратичної похибки  $RMSE$ , середня абсолютна похибка  $MAE$ , середня абсолютна похибка у відсотках ( $MAPE$ )

#### Висновки:

1. Дослідження показало, що оцінка моделей прогнозування дозволить робити вибір прогнозової моделі за короткий час, при цьому похибка прогнозування сягатиме до 10%.
2. Порівняння методів оцінки похибки моделей прогнозування електроспоживання показало, що відношення стандартного відхилення та коефіцієнта Тейла є найбільш придатним для цілей порівняння, оскільки являє собою число між 0 і 1.
3. Значення кореня із середньоквадратичної похибки *RMSPE* дуже мале саме для методів, на основі чого можна стверджувати, що точність прогнозів висока. Значення середньої абсолютної похибки *MARE* становить для методів відповідно, що також свідчить про високу точність.
4. Значення отриманих безрозмірних коефіцієнтів Тейла свідчать, що прогнози мають високу точність (прогнози абсолютно точні, якщо  $U=0$ ).
5. Розрахунками підтверджено, що метод SSA доцільно використовувати в задачах короткострокового прогнозування та при плануванні режимів споживання електроенергії.
6. Прогнозування електроспоживання значно залежить від добового та сезонного електроспоживання. В енергооб'єднаннях, де спостерігається висока нерівномірність графіків споживання електроенергії і при цьому наявне суттєве відхилення споживання від сезонного тренду, похибки прогнозування не є значними.
7. Під час організації ринкових операцій з купівлі-продажу електроенергії і потужності енергооб'єднань з високою нерівномірністю графіків електричного споживання похибка прогнозування буде високою, і вони в більшій мірі будуть піддаватися штрафним санкціям за перевищення або заниження величин споживання.
8. Найкращі результати прогнозування електроспоживання отримані у разі використання спеціально розроблених моделей прогнозування з урахуванням метеофакторів.

#### Список використаної літератури

1. Б.И. Макоклюев, «Прогнозирование потребления электроэнергии АО Мосэнерго» / Макоклюев Б.И., Владимиров А.И. – Журнал ТЭК №4 Москва. - 2001.
2. А.В. Соломкин, «Краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии с помощью нейросетевых методов» / А.В. Соломкин. – ГОУВПО «Мордовский государственный университет им Н.П. Огарева». – Саранск 2012.
3. Н.Э. Голядина, «Обработка многомерных временных рядов с помощью метода «Гусеница» // Главные компоненты временных рядов: метод «Гусеница» / Под. ред. Н.Э. Голядина, Д.Л. Данилова, А.А. Жиглявского: Изд-во СПбГУ, 1997. – С.105-131.
4. Е.И. Цветков «Нестационарные случайные процессы и их анализ» // Е.И. Цветков. – М.: Энергия, 1973. – 128 с.
5. «Про затвердження Методики визначення обсягу та вартості електричної енергії, не облікованої внаслідок порушення споживачами правил користування електричною енергією» Постанова Національної комісії регулювання електроенергетики України від 4 травня 2006 року N 562
6. Е.М. Четыркин, «Статистические методы прогнозирования». – М.: Статистика, 1977. – 263с.
7. Д.В. Бэнн, «Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки» [Текст] / Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер; пер. с англ. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200с.
8. D.S. Broomhead, Extracting qualitative dynamics from experimental data [Text] / D.S. Broomhead, G.P. King // Physica D. – 1986. – Vol. 20, Issue 2-3. – P. 217-236. doi: 10.1016/0167-2789(86)90031-x
9. K. Fraedrich, Estimating the dimension of weather and climate attractor [Text] / K. Fraedrich // J. Atmos Sci. – 1986. Vol. 43. – P. 419-432.
10. R. Vautard, Singular spectrum analysis in nonlinear dynamics, with applications to paleoclimatic time series [Text] / R Vautard, M. Ghil // Physica D. – 1989. – Vol. 35, Issue 3. – P. 395-424. doi: 10.1016/0167-2789(89)90077-8
11. M. Ghil, Interdecadal oscillations and the warming trend in global temperature time series [Text] / M. Ghil, R. Vautard // Nature. – 1991. – Vol. 350, Issue 6316. – P.324-327. doi: 10.1038/350324a0
12. В.Н. Щелкалин, Трендовый подход прогнозирования временных рядов на основе метода «Гусеница»-SSA [Текст] / Материалы 14-й Международной научно-технической конференции SAIT 2012, Киев, 24 апреля 2012г. / В.Н. Щелкалин // УНК «ИПСА» НТУУ «КПИ». – К.: УНК «ИПСА» НТУУ «КПИ», 2012. – С. 258 – 259.
13. В.Н. Щелкалин, Декомпозиционный подход прогнозирования временных рядов на основе метода «Гусеница»-SSA [Текст]: Материалы 14-й Международной научно-технической конференции SAIT / В.Н. Щелкалин // УНК «ИПСА» НТУУ «КПИ». – К.: УНК «ИПСА» НТУУ «КПИ», 2012. – С. 260 – 261.
14. Н.Э. Голядина. Метод «Гусеница»-SSA: прогноз временных рядов [Текст]: уч. пос. / Н.Э. Голядина. – СПб.: С-Петербургский государственный университет, 2004. – 52с.



**Ya. Demchik**, assistant, **ORCID** 0000-0002-0440-4251  
**V. Rozen**, Dr. Sci., Professor, **ORCID** 0000-0001-6936-2366  
**National Technical University of Ukraine**  
**"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"**

## **ESTIMATIONS OF ERROR OF PROGNOSIS MODELS AND PROGNOSES OF THE USED ELECTRIC ENERGY ARE ON OBJECTS OF POWER MARKET**

The article examines the estimation of models of forecasting of electric energy on industrial objects of the energy market of Ukraine. The exponential first-order smoothing model, Holt model, Winter model, Box-Jenkins model and Singular spectrum analysis (SSA) were used in the study. The methods used are simple to predict electricity and allow you to investigate the behavior of the prediction error, depending on how the model is estimated. Using modern methods of gathering information will allow you to make the right decisions in real time. The article can significantly affect the correct choice of both model parameters and method of forecasting electricity. The research will allow to make the forecasting of electric energy with less error in the objects of the energy market of Ukraine knowing the statistics of errors of forecasting methods. The study has shown that estimation of forecasting models will allow to make a choice of a forecasting model in a short time and the forecasting error will reach up to 10%. Methods for estimating the error of power consumption forecasting models have shown that the standard deviation ratio and the Taylor coefficient are the most suitable for comparison purposes because it is a number between 0 and 1. The root value of the root mean square error of the RMSPE for the methods is very small, namely for the methods, on the basis of which it can be stated that the accuracy of the forecasts is high. The mean absolute MAPE error is for the methods, respectively, which also indicates good accuracy. The values of the dimensionless obtained Tail coefficients, which are equal and corresponding, respectively, indicate that the forecasts have high accuracy (forecasts are absolutely accurate if  $U = 0$ ). The calculations confirmed that the SSA method is appropriate for use in short-term forecasting tasks and when planning power consumption modes. Electricity forecasting is highly dependent on daily and seasonal power consumption. In energy associations where there is a high irregularity in electricity consumption schedules, and there is a significant deviation of consumption from the seasonal trend, the prediction error is not significant. When organizing market power sales and power interconnections with high irregularity in electricity consumption schedules, the forecasting error will be high and they will be subject to greater penalties for exceeding or reducing consumption. The best results from power consumption forecasting are obtained when using specially designed weathering models.

**Key words:** exponential smoothing, Box-Jenkins model, power consumption, industrial facility, SSA, forecasting, root mean square error, Taylor coefficient.

### **References**

1. BI Makoklyuev, "Power consumption forecasting of Mosenergo JSC" / BI Makoklyuev, AI Vladimirov - TEK Magazine №4 Moscow. - 2001.
2. A.V. Solomkin, "Short-term forecasting of electricity consumption using neural network methods" / AV. Solomkin. - State Institution «Mordovian State University named after N.P. Ogareva». - Saransk 2012.
3. NE Golyadina, "Processing of multidimensional time series using the Caterpillar method // Main components of time series: the Caterpillar method" / Under. ed. NE Golyadina, D.L. Danilova, A.A. Zhiglyavsky: Publishing House of St. Petersburg State University, 1997. - P.105-131.
4. E.I. Tsvetkov "Non-stationary random processes and their analysis" // I.E. Flowers. - M.: Energy, 1973. - 128 p.
5. "On Approval of the Methodology for Determining the Volume and Cost of Electricity Not Taken Due to Violation of Consumers' Rules for Electricity Use" Resolution of the National Electricity Regulatory Commission of Ukraine dated May 4, 2006 N 562
6. E.M. Chetyrkin, "Statistical forecasting methods". - M.: Statistics, 1977. - 263s.
7. D.V. Bann, "Comparative models for predicting electrical load" [Text] / DV. Bann, E.D. Farmer; trans. with English. - M.: Energoatomizdat, 1987. - 200s.
8. D.S. Broomhead, Extracting qualitative dynamics from experimental data [Text] / D.S. Broomhead, G.P. King // Physica D. - 1986 - Vol. 20, Issue 2-3. P. 217-236. doi: 10.1016 / 0167-2789 (86) 90031-x
9. K. Fraedrich, Estimating the Dimension of Weather and Climate Attractor [Text] / K. Fraedrich // J. Atmos Sci. - 1986. Vol. 43. P. 419-432.
10. R. Vautard, Singular spectrum analysis in nonlinear dynamics, with applications to paleoclimatic time series [Text] / R Vautard, M. Ghil // Physica D. - 1989 - Vol. 35, Issue 3. P. 395-424. doi: 10.1016 / 0167-2789 (89) 90077-8

11. M. Ghil, Interdecadal oscillations and the warming trend in global temperature time series [Text] / M. Ghil, R. Vautard // Nature. - 1991 - Vol. 350, Issue 6316. - P.324-327. doi: 10.1038 / 350324a0
12. VN Schelkalin, Trend approach of forecasting time series based on the Track-SSA method [Text] / Proceedings of the 14th SAIT 2012 International Scientific and Technical Conference, Kiev, April 24, 2012. / VN Shchekalin // IPSA UNC NTUU "KPI". - K.: UNESCO "IPSA" NTUU "KPI", 2012. - P. 258 - 259.
13. VN Schelkalin, Decomposition Approach of Time Series Prediction Based on the Track-SSA Method [Text]: Proceedings of the 14th SAIT International Scientific and Technical Conference / V.N. Shchekalin // IPSA UNC NTUU "KPI". - K.: UNESCO "IPSA" NTUU "KPI", 2012. - P. 260 - 261.
14. N.E. A little. Caterpillar Method -SSA: Time Series Forecast [Text]: uch. pos. / NE A little. - St. Petersburg: St. Petersburg State University, 2004. - 52 p.

Надійшла 22.10.2019  
Received 22.10.2019